

# PSO - SVM 软测量方法在火电厂煤质 发热量测量中的应用

曹宏芳, 付忠广, 齐敏芳

( 华北电力大学 能源动力与机械工程学院 北京 102206)

摘 要: 为了对电厂煤质发热量进行简单准确的测量, 在煤质发热量理论研究的基础上, 提出了利用支持向量机算法进行软测量。对支持向量机的数学原理进行分析后, 利用某燃煤电厂的运行数据, 构建了支持向量机模型。在构建模型过程中引入了 PSO( 粒子群优化算法) 寻找模型中涉及的惩罚参数  $c$  和核函数参数  $g$  的最优值, 然后利用最优值构建了 PSO - SVM 软测量模型, 模型的测试结果表明: PSO - SVM 模型相对误差集中在 1% 以内, CV( 交叉验证法) 建立的 SVM 模型相对误差在 1.5% 左右, 而常用的 BP( 按误差逆传播算法训练的多层前馈网络) 神经网络模型得到的相对误差只能保证在 3% 以内, 可见 PSO - SVM 软测量模型对煤质发热量的测量更准确。

关 键 词: 低位发热量; 软测量; 支持向量机; 粒子群优化算法

中图分类号: TQ533; TP331 文献标识码: A

DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2014.06.033

## 引 言

发热量是燃煤品质的主要指标, 不仅影响锅炉机组的安全稳定运行, 更影响电厂的直接经济效益。目前我国随着发电厂逐渐走向市场化, 电煤价格日益矛盾, 很多火力发电厂都无法确保采用单一煤源, 需要混合配煤<sup>[1]</sup>。所以为了适应燃煤发热量变化, 许多机组协调控制系统中都设计有煤质发热量校正逻辑协调控制系统<sup>[2]</sup>, 而发热量校正逻辑协调控制系统的实际投入效果很大程度上取决于煤质发热量的准确测量, 可见方便、准确的测量煤质发热量对机组的运行优化起到了重要的作用。

目前, 电厂低位发热量的获得大多通过自动量热仪, 在整个测量过程中需要人工进行热容量的标定, 热容量的标定会受环境温度、湿度以及感温元件

灵敏性的影响, 准确度不高。为了解决这一问题, 很多新型的测量方法不断提出, 如吸收散射法、 $\gamma$  射线辐射法、受激辐射法<sup>[5]</sup> 等, 然而这些方法都需要安装新的测量设备, 费用较高。本研究利用软测量方法则不需要额外的测量设备, 目前已经在很多方面得到广泛的应用。

## 1 软测量方法原理分析

### 1.1 支持向量机原理

SVM( 支持向量机) 是由 Vapnik 提出的一种学习型的机制, 它的主要思想是建立一个分类超平面作为决策曲面, 使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化<sup>[6]</sup>。支持向量机包括支持向量分类机( SVC) 和支持向量回归机( SVR), 分别可用于处理模式分类和回归拟合, 本研究中主要用到的是 SVR。

#### 1.1.1 线性回归原理

对于回归问题, 设有某区域的  $k$  个  $n$  维向量样本及其值表示为  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k)\}$  其中  $x_i \in R_n, y_i \in R, i = 1, 2, 3, \dots$ 。

若  $x$  和  $y$  的关系为线性回归, 则假设函数为:

$$f(x) = wx + b \quad (1)$$

根据支持向量机结构风险最小化的原则<sup>[7]</sup>,  $1/2 \|\omega\|^2$  是描述回归函数  $f(x)$  复杂度的项, 为了控制回归函数的复杂度, 应使  $\|\omega\|^2$  最小。所以, 引入松弛变量  $\xi$  和惩罚参数  $c$  后转化为求函数  $R$  的最小值, 如下:

$$\min R(\omega, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} \omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^i (\xi_i + \xi_i^*)$$

收稿日期: 2014 - 01 - 15; 修订日期: 2014 - 04 - 22

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目( 51036002, 50776029); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目( 13XS12)

作者简介: 曹宏芳( 1988 - ), 女, 河北石家庄人, 华北电力大学硕士研究生。

$$\begin{cases} s. t. f(x_i) - y_i \leq \xi_i^* + \varepsilon & i = 1, \dots, l \\ f(x_i) - y_i \leq \xi_i + \varepsilon & i = 1, \dots, l \\ \xi_i^*, \xi_i \geq 0 & i = 1, \dots, l \end{cases} \quad (2)$$

惩罚参数  $c$  用来对超出误差  $\varepsilon$  的样本的惩罚程度进行控制  $c$  越大则对训练数据的拟合程度越高, 但泛化能力越差, 所以对它的选择非常重要。

引入 Lagrange 函数可以得到优化问题的对偶形式,

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) (x_i \cdot x_j) - \\ & \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i + \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \varepsilon \\ \begin{cases} s. t. \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C (i = 1, 2, \dots, l) \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

根据上式可求得目标函数中的  $\omega$  和  $b$ , 便可得出  $f(x)$  函数, 实现线性回归拟合。

### 1.1.2 非线性回归原理

对于非线性回归, 数学原理与线性回归相似, 最大的不同是巧妙的引入了核函数, 将输入空间映射成高维的特征空间, 然后在高维特征空间中进行线性回归。假设非线性函数形式为:

$$f(x, \omega) = \omega \cdot \varphi(x) + b \quad (4)$$

此时的引入 Lagrange 函数后优化问题对偶形式为:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \\ & - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i + \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \varepsilon \\ \begin{cases} s. t. \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C (i = 1, 2, \dots, l) \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

解得满足上式的回归估计函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \rangle + b \quad (6)$$

对于非线性函数 (6), 由于在 SVM 训练过程中, 特征空间的维数很高, 因此非线性函数无法显示表达。此时则根据泛函相关理论, 满足 Mercer 条件<sup>[7]</sup>, 引入核函数  $K(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \rangle$ , 即

可实现非线性变换后的线性回归:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (7)$$

常用的核函数种类有线性、多项式、RBF(径向基函数)和两层感知器核函数<sup>[8]</sup>, 针对不同的拟合数据, 使用每一种核函数会取得不同的测试结果。

### 1.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法是对鸟群觅食过程中的迁徙和群集的模拟, 在鸟群觅食时, 总会有一只鸟对食物嗅觉最为敏感, 最先找到食物, 然后将这一信息传播给鸟群, 其它鸟就会向找到食物的鸟周围聚集。Jim Kennedy 从这种自然现象中受到启发, 提出了粒子群优化算法。而在粒子群算法中则是用粒子群来代替鸟群, 用全局最优解来代表食物。

PSO 算法首先在可解空间中初始化一群粒子, 每一个粒子都代表极值优化中的一个潜在最优解, 用位置、速度和适应度值三项指标来表示该粒子特征<sup>[9-10]</sup>, 适应度值的好坏表示了粒子的优劣。  $P_{best}$  表示个体极值,  $G_{best}$  表示群体极值, 个体极值是指个体在位置变化中的适应度值最优位置,  $G_{best}$  指的是种群中所有粒子搜索到的最优适应度位置。

假设在一个  $D$  维空间中, 由  $n$  个粒子组成的种群  $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ , 其中第  $i$  个粒子表示为一个  $D$  维的向量  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T$ , 代表第  $i$  个粒子在  $D$  维搜索空间中的位置, 亦代表问题的一个潜在解。根据目标函数可计算出每个粒子所在位置对应的适应度函数。在每次迭代后, 粒子都通过式 (8)、式 (9) 来更新个体极值和全局极值的速度和位置, 直到最后找到全局的最优值。

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (8)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^k \quad (9)$$

式中:  $\omega$ —惯性权重;  $k$ —当前迭代次数;  $V_{id}$ —粒子的速度;  $c_1, c_2$ —加速度因子;  $r_1, r_2$ — $[0, 1]$  之间的随机数。

## 2 支持向量机模型

### 2.1 建模数据及数据预处理

本研究软测量所用到的数据来自某燃煤电厂煤质分析报表, 从中选择经过去噪处理的 230 组数据

样本, 选择其中的前 185 组数据作为模型训练集, 后 45 组为模型预测集。表 1 中列出两组样本示例。模型以全水份  $M_{ar}(\%)$ , 空气干燥基水份  $M_{ad}(\%)$ , 空气干燥基灰份  $A_{ad}(\%)$ , 空气干燥基挥发份  $V_{ad}(\%)$  以及固定碳  $C_{ad}(\%)$  5 个参数为模型输入变量, 收到基低位发热量  $Q_{net, ar}(\text{MJ/kg})$  为输出变量。

为了取消各维数据间数量级差别, 使测量更加

准确, 统一对训练集和测试集进行归一化处理, 映射如下,

$$f: x \rightarrow y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (10)$$

归一化的效果是将原始数据规整到  $[0, 1]$  范围内。

表 1 某电厂煤质分析数据

Tab. 1 Data for analyzing the coal quality of a power plant

样本号	全水份 $M_{ar}/\%$	空气干燥基水份 $M_{ad}/\%$	空气干燥基灰份 $A_{ad}/\%$	空气干燥基挥发份 $V_{ad}/\%$	固定碳 $C_{ad}/\%$	收到基低位热值 $Q_{net, ar}$ $/\text{MJ} \cdot \text{kg}^{-1}$
1	17.6	1.67	19.18	26.98	52.17	20.50
2	14.8	1.64	23.22	21.54	53.60	20.63
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....

### 2.2 建立模型

利用上述实验数据构建支持向量机模型。在模型建立中最重要的是核函数的类型及惩罚参数  $c$  和核函数参数  $g$  的确定。经多次实验后, 核函数选择 RBF 径向基函数,  $c$  和  $g$  的确定则利用粒子群优化算法(PSO)选择。

在 PSO 算法中, 选定适应度函数为测试集期望输出和预测输出之间的均方误差 mse, 迭代次数为 500, 种群规模为 20, 加速度因子  $c_1 = 1.5$ ,  $c_2 = 1.7$ , 其中为了防止粒子的盲目搜寻, 限制  $c$  的选择范围在  $[0.1, 200]$ ,  $g$  的选择范围在  $[0.0001, 100]$ , 经过大约 50 次迭代后便找到最优适应度值为 0.00277498, 此时最优参数  $c = 124.6241$ , 参数  $g = 0.019415$ 。可见粒子群算法经过较少的进化代数便可向最优解收敛, 优化效率高。

### 3 结果分析

对于测试集中的 45 组数据, 经模型预测后的具体数值如表 2 所示。从表中列出的前 18 组测试集数据可以看出, 利用 PSO 算法选择的参数  $c$  和  $g$  比较合理, 没有出现“过拟合”或者“欠拟合”现象, 模型中对于测试集的预测较为准确, 测试集与真实值非常接近, 相对误差较小。

图 1 为 45 组测试集数据的预测值与真实值的相对误差, 可见相对误差都很小, 全部小于 1.5%,

大部分都集中在 1% 以内, 精度很高, 证明该模型有很强的可靠性和稳定性。

表 2 PSO - SVM 模型测试结果

Tab. 2 Test results based on the PSO - SVM model

样本号	低位发热量 值/ $\text{MJ} \cdot \text{kg}^{-1}$	PSO - SVM 模型	
		预测值/ $\text{MJ} \cdot \text{kg}^{-1}$	相对误差/ $\%$
1	21.13	21.1172	0.060577
2	22.86	22.8604	-0.00175
3	22.00	22.0176	-0.08
4	21.57	21.5373	0.151599
5	21.21	21.2562	-0.21782
6	22.06	22.0126	0.214869
7	21.52	21.6072	-0.4052
8	21.88	21.7538	0.576782
9	23.39	23.2432	0.627619
10	23.68	23.6118	0.288007
11	22.64	22.5346	0.465548
12	21.25	21.0993	0.709176
13	22.03	22.1736	-0.65184
14	21.91	21.9826	-0.33136
15	21.12	21.2333	-0.53646
16	21.74	21.8329	-0.42732
17	22.24	22.3527	-0.50674
18	20.82	20.8646	-0.21422
.....	.....	.....	.....

图 2 为 CV - SVM 模型与 PSO - SVM 模型相对误差的比较。所谓 CV 是指用交叉验证方法<sup>[11]</sup>, 它是最常用的选择参数的方法, 经过交叉验证, 得出拟

合均方误差  $mse$  最小时为 0.027 534 ,此时  $c = 2$  ,  $g = 0.125$  。由图 2 可得利用 PSO 方法选择的参数构建的模型 相对误差更小 ,而且由于 PSO 采用的速度 - 位移模型<sup>[10]</sup> 操作简单 ,使它的搜索时间更短 ,更高效。

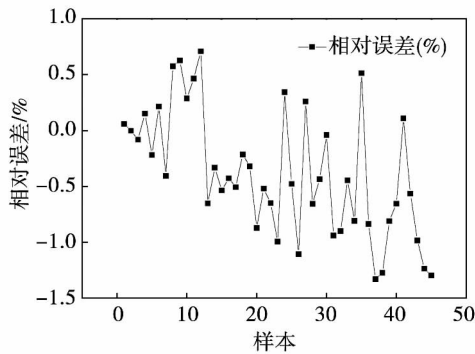


图 1 PSO - SVM 模型测试值与真实值的相对误差

Fig. 1 Relative error between the value tested by using the PSO - SVM model and the actual value

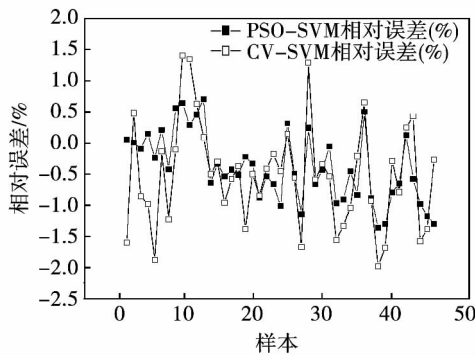


图 2 PSO - SVM 测试集相对误差与 CV - SVM 测试集相对误差比较

Fig. 2 Comparison of the relative error of the test set by using the PSO - SVM model with that by using the CV - SVM model

图 3 中为 PSO - SVM 模型与 BP 神经网络模型相对误差的比较。此 BP 神经网络的输入层节点数为 5 输出层节点数为 1 ,隐含层节点数 12 ,节点传递函数采用线性传递函数 purelin ,训练函数为 trainlm<sup>[13]</sup> ,此测试结果为多次试验中的较好结果。

从图 3 中可知 ,PSO - SVM 的测试集相对误差更小 ,这主要是因为支持向量机有较完善的理论框架和很好的鲁棒性<sup>[14]</sup> ,它对样本数据的依赖程度和泛化能力比 BP 神经网络要好 ,且在给定了初始参数后 ,支持向量机每次训练都可以得到相同的结果 ,

而 BP 神经网络收敛速度缓慢且容易陷入局部最优 ,尤其是局部优化特性使得 BP 神经网络的输出具有不一致性和不可预测性 ,导致其的可靠性降低。

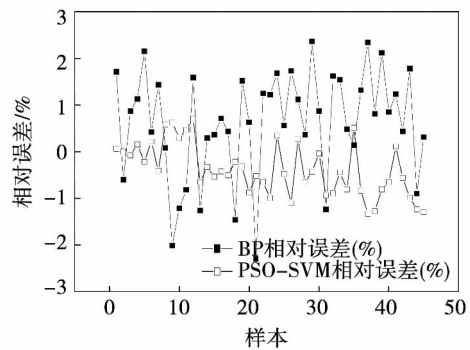


图 3 BP 神经网络与 SVM 测试数据相对误差比较  
Fig. 3 Comparison of the relative error based on BP - ANN and PSO - SVM

#### 4 结 论

针对燃煤电厂煤质发热量实验室测量方法影响因素较多 ,操作复杂的问题提出利用支持向量机软测量方法进行测量。文中详细分析了支持向量机的数学原理 ,证明了这种方法的科学可用性。在此基础上 ,利用粒子群优化算法对支持向量机非线性回归中参数  $c$  和  $g$  进行了优化选择 ,利用选择得出的最佳参数构建了 PSO - SVM 低位发热量软测量模型。该模型的测试结果非常理想 ,测试集预测值与真实值相近 ,相对误差小。同时 ,该模型与常用的 CV - SVM 模型及 BP 神经网络模型相比 ,准确度更高 ,效果更理想 ,说明 PSO - SVM 是一种简单、容易实现和有很强全局优化能力的软测量方法 ,将它用于对煤质发热量的软测量对电厂的优化运行有一定的指导意义。

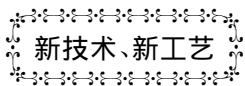
#### 参考文献:

[1] 景 源 . 电站锅炉入炉煤质发热量的反向建模研究 [D]. 华北电力大学. 2012.  
JING Yuan. Study of the reverse modeling of the heating value of coal fed into a utility boiler [D]. North China University of Electric Power 2012.

[2] 王 琪 ,刘吉臻 ,刘鑫屏 ,等. 2 种煤发热量软测量方法对比分析及改进方案. 中国电力 [J] 2012: 45(3) 43 - 46.  
WANG Qi ,LIU Ji-zhen ,LIU Xin-ping et al. Analysis of the contrast of two heat generation quantity soft measuring methods and improvement version [J]. China Electric Power 2012 45(3) : 43 - 46.

- [3] 樊泉桂, 阎维平, 闫顺林, 等. 锅炉原理 [M]. 中国电力出版社 2009.  
FAN Gui-quan, YAN Wei-ping, YAN Shun-lin, et al. Boiler principles [M]. China Electric Power Press 2009.
- [4] 郭 鹏, 高云峰. 影响煤质发热量准确测定的因素及对策 [J]. 煤质技术 2007, 10(2): 48.  
GUO Peng, GAO Yun-feng. Factors influencing the exact determination of the heat quantity of coal generated and countermeasures [J]. Coal Technology 2007, 10(2): 48.
- [5] 赵 征, 刘吉臻, 田 亮. 基于数据融合的燃料量软测量及煤质发热量在线校正 [J]. 热能动力工程: 2007 22(1): 42 - 45.  
ZHAO Zheng, LIU Ji-zhen, TIAN Liang. Soft measurement of fuel quantity based on data fusion and on-line calibration of coal heat values [J]. Engineering for Thermal Energy and Power, 2007: 22(1): 42 - 45.
- [6] 陈金凤. 支持向量机回归算法的研究与应用 [D]. 江南大学 2008.  
CHEN Jin-feng. Study of the supporting vector machine regression algorithm and its applications [D]. Jiangnan University 2008.
- [7] 郑 严, 程文明, 程 跃. 基于支持向量机回归的结构可靠性分析 [J]. 机械科学与技术. 2011 30(1) 52 - 54.  
ZHENG Yan, CHENG Wen-ming, CHENG Yue. Structural reliability analysis based on supporting vector machine regression [J]. Mechanical Science and Technology. 2011 30(1) 52 - 54.
- [8] 王 雷, 张欣刚, 王洪跃, 等. 基于支持向量机回归算法的汽轮机热耗率模型 [J]. 动力工程学报 2007 27(1): 19 - 23.  
WANG Lei, ZHANG Xin-gang, WANG Yue-hong, et al. Model for the heat rate of a steam turbine based on the supporting vector machine regression algorithm [J]. Journal of Power Engineering, 2007 27(1): 19 - 23.
- [9] 洪文鹏, 陈 重. 基于自适应粒子群优化 BP 神经网络的氨法烟气脱硫效率预测 [J]. 动力工程学报. 2013, 33(4): 291 - 293.  
HONG Wen-peng, CHEN Zhong. Prediction of the ammonia-methanol flue gas desulfurization efficiency based on the adaptive particle swarm optimized BP neural network [J]. Journal of Power Engineering 2013 33(4): 291 - 293.
- [10] MATLAB 中文论坛. MATLAB 神经网络 30 个案例分析 [M]. 北京航空航天大学出版社 2010.  
Matlab forum in Chinese. Analysis of 30 cases related to Matlab neural network [M]. Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press 2010.
- [11] 方瑞明. 支持向量机理论及其应用分析 [M]. 北京: 中国电力出版社 2007. 13 - 29.  
FANG Rui-ming. Supporting vector machine theory and analysis of its applications [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2007 13 - 29.
- [12] 凡荣荣, 姚翠兰, 杨巨生, 等. 基于 PSO 优化锅炉氮氧化物的排放 [J]. 热力发电 2012. 8(41): 28 - 31.  
FAN Rong-rong, YAO Cui-lan, YANG Ju-sheng, et al. NOx emissions from boilers optimized based on the PSO [J]. Thermal Power Generation 2012 8(41): 28 - 31.
- [13] 董长虹. MATLAB 神经网络与应用 [M]. 国防工业出版社 2007.  
DONG Chang-hong. Matlab neural network and applications [M]. National Defence Industry Press 2007.
- [14] 靳 涛. 火电机组反向建模方法的研究 [D]. 华北电力大学 2011.  
JIN Tao. Study of the method for reversely modeling thermal power units [D]. North China University of Electric Power 2011.

( 单丽华 编辑)



新技术、新工艺

## 汽轮机装置冷凝器管更换期限论证方法的拟定

DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2014.06.034

据《Теплоэнергетика》2013 年 8 月刊报道, 乌拉尔联邦大学的专家拟定了汽轮机装置冷凝器管更换期限论证的方法。

提供了汽轮机装置冷凝器管系更换期限估算方法所确定的结果。

在更换期限统计估值时, 对于汽轮机运行过程中被堵死的冷凝器管, 使用期限被认为是已知的(全部工作时间), 而对于汽轮机修理时被堵死的管子, 使用期限被认为是难以预料的(审查后整理)。

在修理时被堵死管子的数量和汽轮机运行过程中被堵死管子数量之间的比值决定了管系更换期限估值的标准。

冷凝器不同材料管破坏分析的结果已证明所提出的方法是正确的。

( 吉桂明 摘译)

[刊, 汉] WANG Xiang, XIANG Wen-guo, CHEN Xiao-ping, ZHAO Chang-sui ( Education Ministry Key Laboratory on Energy-source-based Heat Conversion and Process Measurement and Control, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210094) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2014, 29(6). - 720 - 725

The main results of an experimental work on the regulating characteristic of the loop seal used as an ash discharging device are reported in this paper. The influence of aeration rates in the two chambers of the loop seal on solids flow behavior were studied respectively. Compared with the aeration in the recycle chamber, the regulating characteristic of aeration in the supply chamber is better, due to its larger regulating range. Solids mass flux increases linearly with increasing aeration rate in the supply chamber until it reaches a maximum value. Three sizes of sands were used in the experiments. Results show that aeration requirement to obtain the same solids mass flux increases with the increase of particle sizes. Meanwhile, the effects of pressure drop of loop seal on solid mass flux were also evaluated. Results show that solids mass flux increases with the increase of the pressure drop. **Key Words:** flow seal valve, regulation feature, ash discharge

配置炉烟干燥开式制粉系统的锅炉热平衡及烟气特性计算方法 = **Method for Calculating the Heat Balance and Flue Gas Characteristics of a Boiler Equipped With a Flue Gas Dried Open Type Milling System** [刊, 汉] MA You-fu ( College of Energy Source and Power Engineering, Shanghai University of Science and Technology, Shanghai, China, Post Code: 200093) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2014, 29(6). - 726 - 730

At present, the method for calculating the heat balance and thermal calculation of a boiler with flue gas dried open type milling system ( OPSB ) has not been described in literatures and standards devoted to boilers. This paper presented three kinds of flue gas combinations to be used as the drying agent of open type milling systems. Then, the heat balance and flue gas properties of the three OPSBs were analyzed to clarify their differences between the boilers with an open and a closed pulverizing system. Finally, a set of methods for calculating the heat balance and flue gas properties of the three OPSBs was advanced based on the conventional proximate/ultimate analysis data and the net calorific value of coal. By using this method, the whole thermal calculation of the OPSB can be accomplished. Therefore, the method presented in this paper lays a theoretical foundation for research, application and optimization of OPSBs. **Key Words:** lignite, boiler, heat balance, thermal calculation, open type milling system

PSO-SVM 软测量方法在火电厂煤质发热量测量中的应用 = **Application of the PSO-SVM ( Particle Swarm Optimization-Supporting Vector Machine) Soft Measurement Method in Measurement of Heat Quantity Produced By Burning Coal in Thermal Power Plants** [刊, 汉] CAO Hong-fang, FU Zhong-guang, QI Min-fang

( College of Energy Source Power and Mechanical Engineering ,North China University of Electric Power ,Beijing , China ,Post Code: 102206) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2014 29( 6) . -731 -735

On the basis of the coal heating value theory ,to measure simply and accurately the heating value of coal in power plants ,proposed was a supporting vector machine ( SVM) algorithm-based soft measurement method. After the SVM mathematical theory had been analyzed ,a SVM model was established by using the operation data from a coal-fired power plant. In this connection ,the particle swarm optimization ( PSO) algorithm was introduced to search for the optimal values of the parameter  $c$  and  $g$  involved in the model and then ,by using these optimal values ,a PSO-SVM soft measurement model was built. The test results obtained by using the model have a high accuracy and an ideal effectiveness and compared with SVM model established by using the cross verification method and the commonly-used BP neural network model ,the model in question exhibits more merits and is favorable to the optimal operation of power plants. **Key Words:** low heating value ,soft measurement ,supporting vector machine ,particle swarm optimization algorithm

基于 HyperWorks 的离心风机铆接叶轮仿真模型对比分析 = **Contrast and Analysis of the Models for Simulating the Riveted Impeller of a Centrifugal Fan Based on the Software HyperWorks** [刊 ,汉] GE Li-shun , WANG Hong-guang ( Shanghai University of Science and Technology ,Shanghai ,China ,Post Code: 200093) ,LIU Jing-ling ( CSIC Harbin No. 703 Research Institute ,Harbin ,China ,Post Code: 150036) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2014 29( 6) . -736 -739

By using three models ,i. e. MPC ,MPC + beam and MPC + rbe2 ,the authors simulated the riveted impeller of a centrifugal fan. By employing the Optistruct solver of the software HyperWorks ,the authors calculated the modal of the three models and the distribution of the stress produced by the centrifugal force. The calculation results indicate that different models exert no influence on the modal and vibration ,however ,exercise certain influence on the intrinsic frequency. During the modal analysis ,when the rigidity of the rivets is far greater than that of the parts connected ,it is recommended to use MPC model. When the rigidity of the rivets is greater than that of the parts connected ,it is recommended to adopt MPC + rbe2 model. When the rigidity of the rivets is close to that of the parts connected ,it is recommended to use MPC + beam model. The riveting places and locations nearing the hub rims have a relatively big and concentrated stress and the maximum stress appears at the riveting places in the rim of the hub. When the strength of a riveted structure is being quantitatively analyzed ,it is recommended to use the MPC + beam model. When the stress distribution of a riveted structure is being qualitatively analyzed ,it is recommended to use the MPC model. **Key Words:** riveted impeller ,simulation model ,modal analysis ,intrinsic frequency ,centrifugal stress